

## Um Sistema de Apoio à Decisão para a Gestão Autárquica

Hugo Rego,

Câmara Municipal da Lagoa, Açores, Portugal,

[hrego81@gmail.com](mailto:hrego81@gmail.com),

Armando B. Mendes e Hélia Guerra

Algoritmi; Universidade do Minho

Universidade dos Açores, Departamento de Matemática,

e-mail: {amendes, helia} @uac.pt

### Resumo

Neste trabalho, descreve-se um Sistema de Apoio à Decisão para fornecer indicadores de suporte a decisões de gestão numa organização de poder local, a autarquia de Lagoa - S. Miguel, Açores. É contemplada a modelação, recorrendo à notação UML, a criação de base de dados relacional MySQL, algoritmos de recolha de dados implementados em PHP e modelos de previsão na linguagem R. O sistema disponibiliza aos utilizadores previsões efetuadas por diferentes modelos, para os vários indicadores, aconselhando aqueles com erros mais próximos de zero. Usam-se funções R para alisamento exponencial, decomposição clássica com tendência linear e modelos ARIMA. Da aplicação realizada, com dados para 12 anos, concluiu-se que para a maior parte dos indicadores, o modelo da decomposição clássica é o aconselhado. Mas, para alguns indicadores, verificou-se que as duas medidas de erro usadas não são coerentes, deixando-se ao decisor a escolha final de qual o modelo a utilizar.

**Palavras-chave:** SAD, UML, indicadores de gestão orçamental, R, modelos de previsão.

### Abstract

This paper describes a decision support system for providing indicators to support management decisions in a local government organization, the municipality of Lagoa - S. Miguel, Azores. The work includes modeling, using the UML notation, the creation of the relational database MySQL, algorithms for data collection using PHP, and forecasting models in R. Users have access to predictions made by different models for several indicators and are directed to models with the fewest number of errors. The R functions used are exponential smoothing, classical decomposition with linear trend and ARIMA models functions. From the analysis, for 12 years' data, it is concluded that for most of the indicators, the classical decomposition model is desirable. However, for some indicators, it was found that the two error measures used are not consistent. In these cases, the final decision is left to the decision-maker, which chooses the preferable model.

**Keywords:** DSS, UML, economic indicators, R, prediction models.

## **1. Introdução e revisão da bibliografia**

Numa organização, as decisões de gestão são baseadas em linhas orientadoras, fornecidas pelas áreas de atuação da organização.

Dada a conjuntura económica atual, cada vez mais, o poder local, como por exemplo as autarquias, têm de ter uma gestão financeira rigorosa, criteriosa e real. As decisões de gestão são tomadas aquando da elaboração do Plano e Orçamento (PO), de acordo com pressupostos económicos, financeiros, políticos e conjunturais. Estas decisões vão de encontro às necessidades do concelho e dos seus municípios nas diversas áreas de competência, tais como, a ação social, a habitação, o ordenamento do território, o saneamento básico, o abastecimento de água, os resíduos sólidos urbanos, a proteção do meio ambiente e a conservação da natureza, a cultura, o desporto, entre outros.

A execução destas decisões está, no entanto, dependente das linhas orientadoras para a gestão autárquica, tais como, o orçamento da receita, o orçamento da despesa, o Plano Plurianual de Investimentos (PPI) e as Grandes Opções do Plano (GOP). Estas decisões terão impacto nas linhas orientadoras, no cálculo da dívida e na demonstração de resultados. Mais recentemente, com a entrada em vigor da Lei dos Compromissos e Pagamentos em atraso, também terão impacto no cálculo mensal dos fundos disponíveis, alterando o paradigma até agora em curso, passando a gestão a ser efetuada com base nos compromissos assumidos.

Tal alteração exige mais informação do sistema de suporte à gestão autárquica. Assim, o sistema de apoio à decisão (SAD) descrito neste artigo complementa o sistema existente com a recolha e agregação de indicadores, aproveitando-se ainda para introduzir modelos de previsão.

Considera-se que um sistema de suporte à decisão [Burstein e Holsapple, 2008], de uma forma genérica, é composto por quatro elementos: um sistema de linguagem, um sistema de apresentação, um sistema de gestão de conhecimento e um sistema processador de problemas. O sistema de linguagem consiste em todas as mensagens que o SAD aceita e processa. O sistema de apresentação consiste em todas as mensagens que o SAD emite e o sistema de conhecimento consiste na base de dados de conhecimento que o SAD permite gerir.

Os três primeiros são sistemas de representação: uma série de pedidos que um utilizador pode solicitar ao sistema, a série de pedidos que o sistema pode apresentar e as representações de conhecimento armazenadas no sistema de suporte à decisão. O processador de problemas é um sistema dinâmico que aceita pedidos do sistema de linguagem, respondendo através do sistema de apresentação (interface), de acordo com o conhecimento existente no sistema, pelo que qualquer alteração no sistema de conhecimento poderá alterar as respostas dadas e também poderá processar conhecimento de acordo com eventos.

Em suma, um SAD funciona do seguinte modo: o sistema de linguagem aceita as mensagens do utilizador, o sistema de resolução de problemas irá, junto com o sistema de

conhecimento, procurar respostas e o sistema de apresentação fornece a sugestão de resposta ao utilizador ou elementos essenciais que conduzem à decisão.

Uma possível classificação para os SAD, contempla os sistemas orientados para os dados e os sistemas orientados para os modelos [Burstein e Holsapple, 2008]. Um SAD orientado aos modelos, pode ser classificado em três tipos: sugestão, representação e otimização e trabalha geralmente com dados muitos agregados, sendo os modelos desenvolvidos com forte suporte em conhecimento de domínio. Como exemplos temos os sistemas periciais e os sistemas baseados em programação matemática. Um SAD orientado aos dados tem como ponto central uma base de dados ou *Data Warehouse*. Estes sistemas são desenvolvidos com o intuito de analisar grandes volumes de dados e extrair conhecimento. Exemplos são os sistemas de *Data Mining*, e os sistemas de informação analítica. [Power, 2002].

No presente trabalho, descreve-se um sistema de *Business Intelligence* semelhante ao do artigo descrito por [Mendes *et al.* 2008] para prever a evolução de indicadores. Opta-se por desenhar um sistema à medida, utilizando ferramentas *Open Source*. Tal como em [Mendes e Themido, 2004] combina-se e resumem-se dados de várias origens, usando um sistema agregador de dados, recolhendo-os da base de dados do SI em uso na Autarquia, organizando-os numa base de dados construída para o efeito.

O SAD (*System to Be*) segue o modelo *Enterprise Data Warehouse* do tipo *Web-based* e pretende intervir no SI existente, com atividades de melhoria de primeira ordem no trabalho organizacional [Lopes *et al.*, 2009] melhorar o trabalho organizacional. Os requisitos e desenho do sistema são descritos na secção 2.

Muitos dos sistemas de suporte à decisão orientados aos dados necessitam de modelos de decisão baseados em algoritmos estatísticos. No sistema construído, os dados são analisados construindo modelos que permitam efetuar previsões, dando a conhecer à gestão de topo, mais informação sobre a evolução dos indicadores, para uma melhor tomada de decisão quanto à execução do Plano e Orçamento da Autarquia. O desenvolvimento do sistema e os modelos de previsão usados são descritos na secção 3. O artigo termina com uma conclusão e perspetivas de trabalho futuro.

## **2. Requisitos e desenho do sistema**

A hierarquia numa autarquia local é composta pelo Executivo Camarário, cujo número de elementos está relacionado com o número de eleitores inscritos no conselho, pela Assembleia Municipal composta pelo triplo do número de elementos do Executivo Camarário mais os Presidentes de Junta de Freguesia.

O *software* em uso na Autarquia permite produzir documentos resumo (extratos e balancetes), os quais agregam a informação, consoante a opção do utilizador (despesa ou receita), segundo um período definido para o efeito. Estes documentos resumo refletem documentos com valores e respetivos tipos de despesa ou receita individualmente. A cada tipo de receita ou despesa corresponde uma designação e conta/económica.

Após a consulta a estes documentos resumo, vão sendo preenchidas as células de uma folha de cálculo, previamente preparada para construção dos indicadores e permitindo um estudo comparativo com o mesmo período do ano anterior.

Construídos os indicadores, procede-se à elaboração do Relatório de Execução a apresentar ao Executivo Camarário, para ponderação sobre o prosseguimento do Plano e Orçamento.

## 2.1. Caracterização do Sistema atual

No sistema existente foram identificados os seguintes intervenientes nas atividades de gestão de uma autarquia, cujo respetivo diagrama de casos de uso se apresenta na Figura 1:

- A técnica superior consulta os extratos e balancetes que são o reflexo do fluxo de receita e despesa, da atividade autárquica, usados para criar os indicadores; criar PPI (Plano plurianual de Investimentos), GOP (Grandes Opções do Plano), documento de receita.
- A funcionária do GAM (Gabinete de Atendimento ao Município) pode criar e receber documentos de receita, os quais podem ser individuais ou coletivos.
- A funcionária da secção de águas é responsável por criar documentos de receita coletivo referente à referida faturação.
- A funcionária da contabilidade tem a possibilidade de introduzir no sistema requisições, faturas e posteriormente criar ordens de pagamento, que depois de autorizadas pelo Presidente, são pagas ao fornecedor.
- O Presidente ou outro membro do executivo camarário consulta estes indicadores, valida e toma as decisões de gestão.

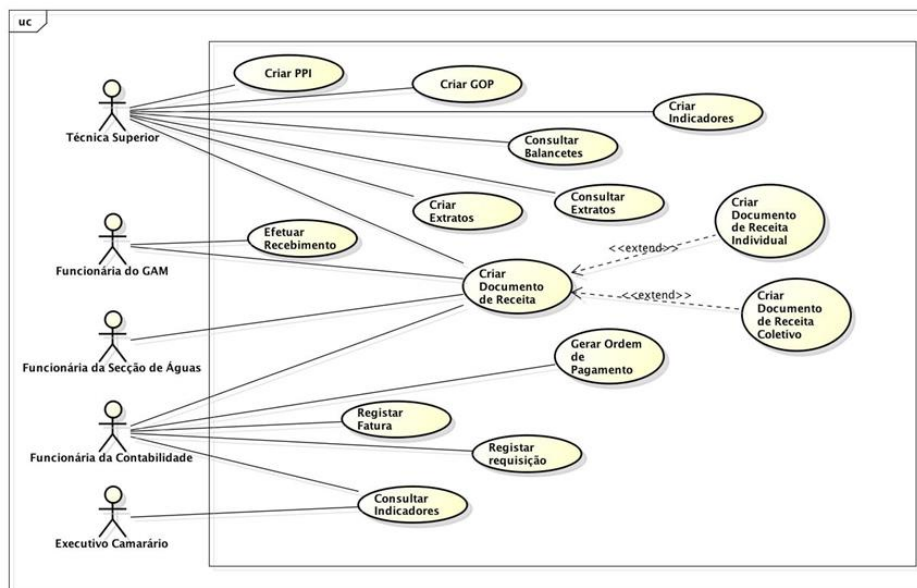


Figura 1 Diagramas de casos de uso do sistema existente.

## 2.2. Caracterização do Sistema a Construir

Relativamente ao diagrama UML de casos de uso do sistema a construir (*vide* Figura 2), mantêm-se os atores: Executivo Camarário, Técnico Superior, Funcionária do GAM, Funcionária da Secção de Águas e Funcionária da Contabilidade. É de salientar que a fase intermédia, consulta de balancetes e extratos, foi suprimida sendo que os dados são recolhidos diretamente dos documentos, os quais passam a constar dos indicadores.

De acordo com o pretendido especificado no diagrama de casos de uso, foi elaborado o respetivo modelo estrutural, através da construção do diagrama de classes, que se encontra na Figura 3, indicando-se apenas as classes e relacionamentos.

A classe Principal, caracteriza a integração de todas as classes, através de relações de agregação de um para um com as restantes classes e de um para muitos com as classes GOP e PPI.

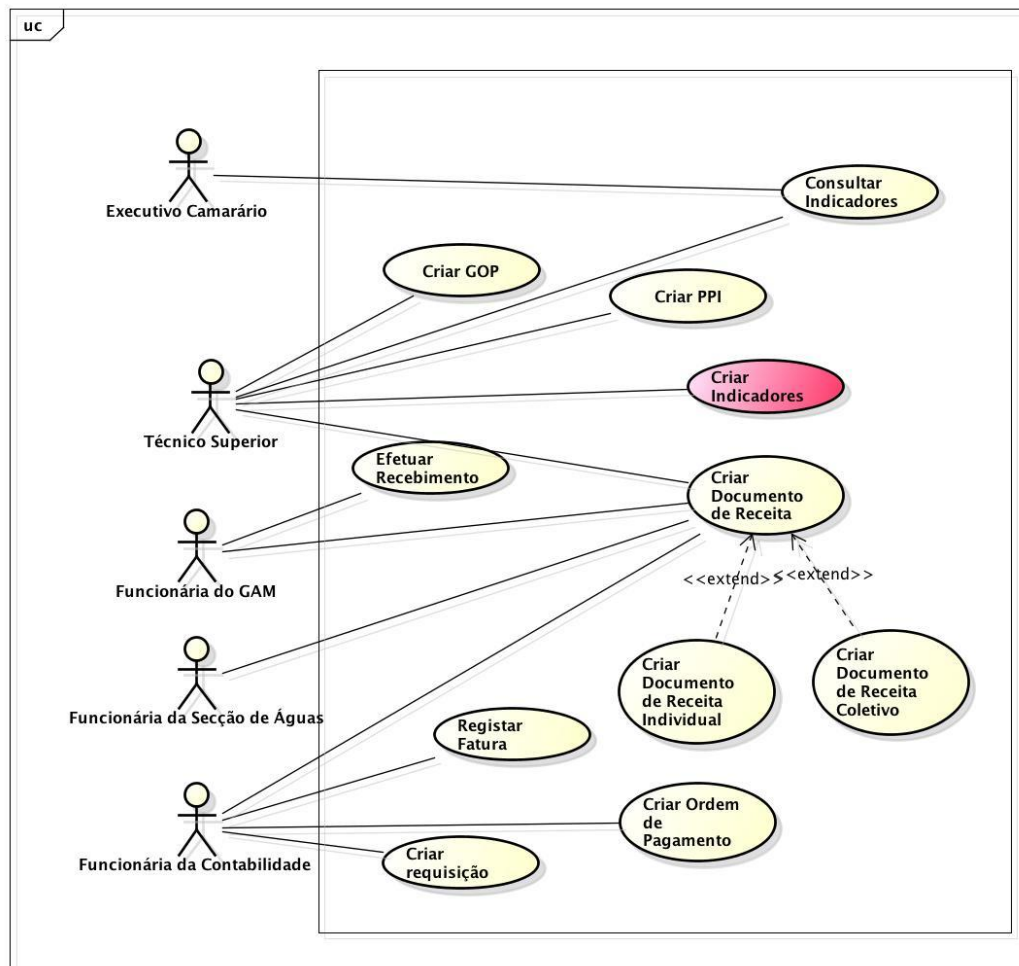


Figura 2 Diagrama de casos de uso do sistema a construir

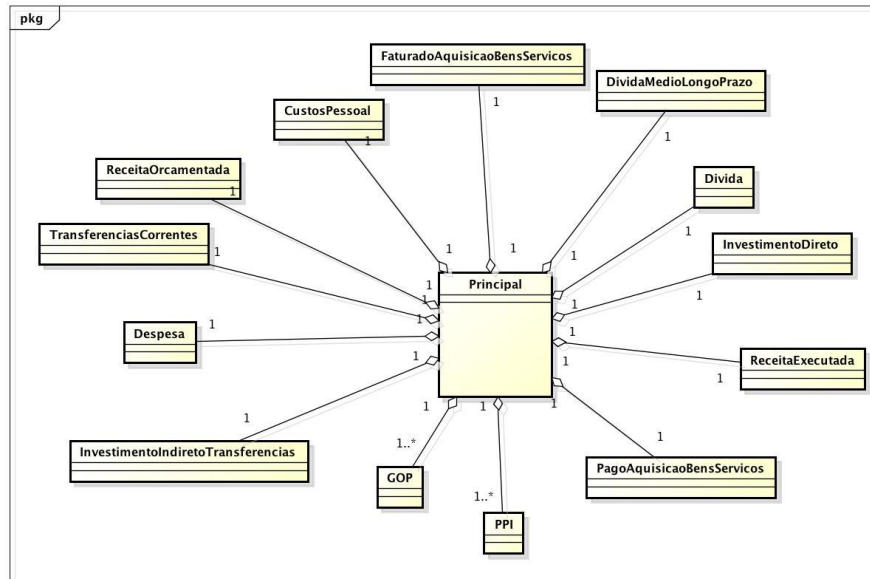


Figura 3 Diagrama de classes *System To Be*

A partir do diagrama de classes, foi obtido o respetivo o modelo relacional da base de dados, aplicando as regras usuais de conversão segundo [Ramos, 2012]. O resultado final com o diagrama relacional para o novo sistema encontra-se na Figura 4.

### 3. Desenvolvimento do sistema

As ferramentas informáticas escolhidas para a implementação deste sistema são todas *Open-Source*. A decisão relativamente à escolha de *Open-Source* deve-se a razões económicas, e de domínio da tecnologia, comparativamente com outras soluções proprietárias (e.g., Microsoft), mas também porque dispõem de funcionalidades, tais como uma classe PHP que permite executar *scripts* em R na construção deste tipo de sistemas. Foram utilizadas as seguintes tecnologias:

- Gestor de Base de Dados MySQL.
- A linguagem de programação PHP do lado servidor
- Um Servidor Linux, devidamente configurado, para interação com um Servidor Microsoft SQL 2008, onde estão os dados do SI.
- O R para criação de séries temporais, estudo das mesmas e criação de modelos de previsão.

#### 3.1. Algoritmos de recolha de dados

Para a criação dos indicadores e respetivos modelos de previsão, foi necessário fazer a recolha dos dados que estão no SI em uso na autarquia. A geração dos documentos, não só de despesa, mas também de receita, está assente sobre o Plano de Contas da Autarquia, ou seja, cada documento está associado a uma ou mais contas, também conhecidas em contabilidade como ‘económicas’.

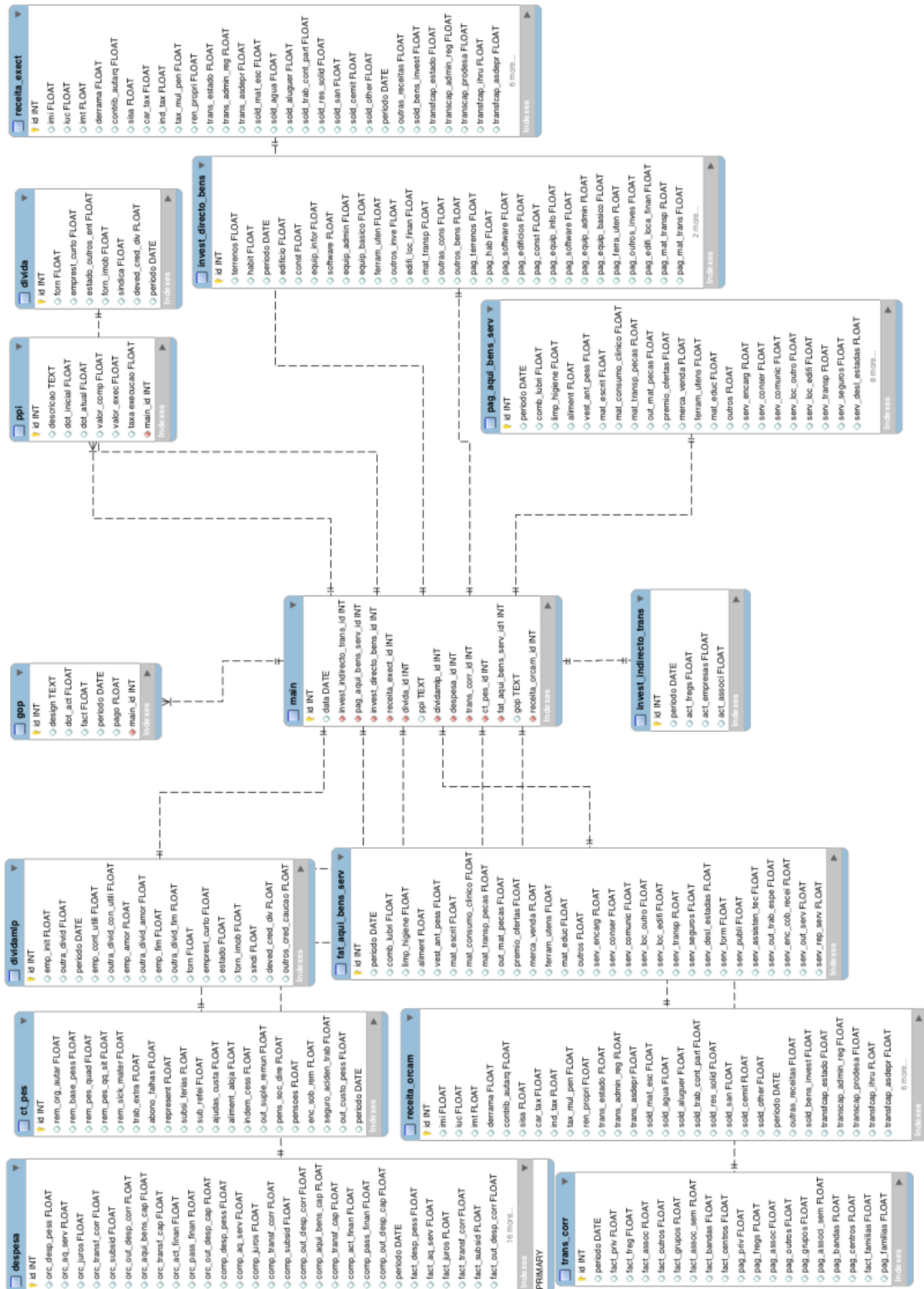


Figura 4 Diagrama relacional da base de dados criada para o novo sistema.

Assim sendo, para a construção de todos os indicadores, foram criados vetores com estas contas económicas que correspondem, cada uma, a um tipo de receita ou de despesa. Por exemplo, para a criação do *Indicador de Receita* é utilizado um vetor que contém as contas económicas relativas ao indicador de receita. Para cada conta económica, o vetor dos documentos de receita é percorrido. Se a conta previamente selecionada é igual à dos documentos de receita, soma-se o seu valor à variável cumulativa soma. No fim, o valor soma é guardado na base de dados dos indicadores. Apresenta-se na Figura 5 o respetivo algoritmo em pseudocódigo. Para a receita orçamentada, procede-se do mesmo modo, mas a pesquisa é feita na tabela correspondente ao orçamento da receita.

```
1 Para contador=0 até ao final do vetor das económicas
2   soma=0
3   Para contador2=0 até final do vetor dos documentos de receita
4     Se económica = a económica do documento de receita
5       Soma=soma+valor do documento de receita
6     Fim se
7   Fim para
8   Grava soma
9 Fim para
```

Figura 5 Algoritmo de recolha de dados relativo à receita.

### 3.2 Modelos de previsão de séries cronológicas

No SAD desenvolvido são feitas previsões de evolução de vários indicadores. Como os indicadores são dados mensais, então teremos séries temporais. A previsão pode ser feita por dois conjuntos de métodos: extrapolação, onde os resultados futuros são determinados segundo o comportamento de uma série cronológica histórica; ou causalidade, com base em relações causais identificadas entre várias séries históricas correlacionadas.

A previsão de séries temporais é baseada na hipótese de estabilidade que se pode resumir de forma simples num comportamento esperado da(s) variável(eis) no futuro semelhante ao que se observou no passado. Ou seja, considera-se que os padrões identificados no passado são reprodutíveis ou extrapoláveis para o futuro, sejam estas tendências e sazonalidades ou padrões de causalidade [Armstrong, 2001].

No estudo das séries temporais, verificam-se que estas podem apresentar tendência crescente ou decrescente, podendo ter em simultâneo um comportamento sazonal. Os modelos de extrapolação procuram capturar estes padrões, procurando extrapolar/prever os seus valores para momentos futuros.

As séries mais simples não apresentam tendência ou sazonalidade claras, pelo que são designadas por estacionárias. Podem usar-se diversos modelos para estimar o nível de uma série estacionária. Destacamos os seguintes [Armstrong, 2001], em que  $F_t$  é a previsões no momento  $t$  e  $D_t$  é o valor observado para o mesmo momento:



- Médias móveis: Neste método a série é representada pela seguinte expressão,

$$F_t = a + e_t \quad (1)$$

em que  $a$  é uma constante estimada por uma média dos últimos  $N$  valores da série e  $e_t$  é o desvio no instante  $t$  não explicado pelo modelo.

- Médias ponderadas: Quando é pertinente atribuir maior importância a dados mais recentes, traduzem-se pela seguinte expressão:

$$F_t = \sum_{i=1}^N W_{t-i} D_{t-i} \quad (2)$$

em que  $W$  é o peso a atribuir e  $D$  é o valor da série temporal no mesmo instante.

- Alisamento exponencial: Este modelo é o exemplo mais utilizado de uma média ponderada. Trata-se de um modelo do tipo geométrico, com razão  $\alpha$ , descrito pela seguinte expressão:

$$F_t = n_t + t b_t \quad (3)$$

em que:  $n_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)(n_{t-1} + b_{t-1})$

$$b_t = \sigma(n_t - n_{t-1}) + (1 - \sigma)b_{t-1}$$

onde  $\sigma$  é o parâmetro de variação de nível.

- Regressão linear: Para as séries com tendência, modelos como a regressão linear com o índice temporal são muito utilizados, traduzindo a série segundo a expressão de uma função afim do tipo  $F_t = a + b \cdot t$ , onde as constantes  $a$  e  $b$ , são estimadas por minimização do quadrado dos erros.
- Modelos Box – Jenkins: Correspondem a um conjunto de modelos ARMA (*Auto-Regressive – Moving Average*), com os seguintes componentes:

- Autorregressão (AR), dado pela seguinte expressão:

$$F_t = a + \sum_{i=1}^p \alpha_{t-i} * D_{t-i} \quad (4)$$

em que  $a$  é uma constante,  $p$  o período em consideração e  $\alpha_i$  é o peso da observação no instante  $i$ ,  $D$  é o valor da série histórica no instante  $t - i$ .

- Médias móveis (*moving average* - MA), dado pela seguinte expressão:

$$F_t - D_t = a + \sum_{i=1}^q \theta_i * e_{t-i} \quad (5)$$

em que  $e_{t-i}$  é o erro de previsão para a série histórica,  $D$  o valor da série histórica,  $a$  uma constante estimada pela média e  $\theta_i$  são pesos estimados.

Os dois componentes podem surgir combinados no mesmo modelo ARIMA (*Auto-Regressive Integrated Moving Average*), dado pela seguinte expressão:

$$D_t - \sum_{i=1}^p \alpha_i * D_{t-i} = e_t + \sum_{i=1}^q \theta_i * e_{t-i} \quad (6)$$

em que  $\alpha_i$  é o parâmetro autorregressivo,  $\theta_i$  é o parâmetro média móvel,  $e_t$  é o erro,  $D_t$  é o valor da série temporal,  $p$  é a ordem da parte autorregressiva e  $q$  é a ordem da parte das médias móveis. A expressão (6) pode ser reescrita na sua forma mais habitual usando o operador *lag* ( $L$ ) ou desfasamento:

$$\begin{aligned} D_t \left( 1 - \sum_{i=1}^p \alpha_i * L^i \right) \\ = e_t \left( 1 \right. \\ \left. + \sum_{i=1}^q \theta_i * L^i \right) \end{aligned} \quad (7)$$

Para testar a adequação dos modelos, são utilizadas as seguintes medidas de erro, onde  $F$  é o vetor de tamanho  $n$  das previsões e  $D$  é o vetor de igual dimensão da série histórica:

- Raiz do erro quadrado médio (REQM) da previsão:

$$REQM = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (F_t - D_t)^2} \quad (8)$$

- Erro percentual médio (EPM), escrito da seguinte forma:

$$EPM = \frac{\sum_{t=1}^n EF_t}{n} \quad (9)$$

em que: 
$$EF_t = \frac{(D_t - F_t)}{D_t} * 100 \quad (10)$$

onde  $D_t$  é o valor da série histórica no momento  $t$  e  $F_t$  é o valor da previsão no mesmo período.

Estas medidas foram escolhidas por serem das mais utilizadas e de simples compreensão pelos decisores, mas também por terem naturezas diferentes, sendo uma medida de erro relativa e a outra não. Pretende-se assim que aspetos como a presença de *outliers* ou variações inesperadas nos valores das séries tenham impactos distintos nas duas medidas.

### 3.2. Funções do R para previsão

Uma das aplicações mais relevantes no SAD criado, é aquela que é usada para construir os modelos de previsão, que, além das consultas aos dados, agora centralizados na nova base de dados, constitui o cerne do sistema. Para tal, usa-se o R devido à possibilidade de se usar funções que permitem obter modelos com a mínima participação do utilizador e ainda visualizações dos dados e das previsões de forma apelativa e de fácil compreensão.

Tendo em conta os interesses do(s) decisor(es), usam-se dados agregados anualmente a que correspondem séries curtas de 12 valores, no máximo, não apresentando sazonalidades pronunciadas nem tendências globais, ainda que variações de nível sejam frequentes.

A aplicação R dispõe de muitos recursos para modelar este tipo de séries. Neste trabalho optou-se por usar as funções descritas na Tabela 2, todas do pacote *forecast* [Hyndman, 2014]. Os critérios de escolha basearam-se na facilidade de utilização ou grau de automação, optando-se por funções capazes de otimizar não apenas os parâmetros do modelo mas também os componentes estruturais a incluir (nível, tendência, fatores sazonais) e as capacidades de visualização oferecidas.

Todas estas funções têm como argumento uma série temporal criada recorrendo à função *ts()*. Esta, por sua vez, tem como argumentos um vetor com os valores, a definição dos pontos no tempo relativos ao início e fim e respetiva periodicidade.

Podemos observar na Figura 7 o resultado da aplicação da função *splinef()*, respetivo *script* é apresentado na Figura 6.

Tabela 2 - Funções do Pacote *forecast* em R, usadas para previsão (construção própria).

Função	Descrição
<i>ets()</i>	Permite obter um modelo de alisamento exponencial otimizado, podendo incluir variações de nível, tendência e fatores sazonais.
<i>tslm()</i>	Permite obter um modelo de decomposição clássica, modelando a tendência como uma regressão linear e os fatores sazonais como médias das diferenças entre a estimativa da tendência e os valores da série histórica.
<i>splinef()</i>	Ajusta um polinómio de grau 3 a cada intervalo nos dados históricos e garante a obtenção de uma linha sem descontinuidades, permitindo modelar variações locais de nível [Hyndman <i>et al</i> , 2002].
<i>auto.arima()</i>	Ajusta o modelo ARIMA mais adequado aos dados, otimizando não apenas as ordens dos componentes autorregressivos e de médias móveis mas também a necessidade de diferenciação da série.

Trata-se de uma função que ajusta polinómios de grau 3 aos intervalos entre os diversos valores, mas executa previsões usando uma regressão linear [Hyndman, R, 2002].

Neste gráfico e nos seguintes apresentados na Tabela 3, a linha relativa à previsão surge a vermelho, a linha a preto corresponde à série histórica e as barras cinzentas correspondem à variação dada pelo intervalo de confiança a 80 % e 95% das previsões.

```

1 desp <-c(303423.33, 390777.00, 378646.43, 569943.77, 395910.57, 342173.81, 349847.98,
2 287645.43, 587044.45, 4270284.33, 2086639.81, 723195.16 )
3 library(forecast)
4 myts <- ts(desp, start=c(2002))
5 fSpl <- splinef(myts, h=2, level = c(80))
6 plot(fSpl)
7 lines(fSpl$fitted, col="red")
8 summary(fSpl)

```

Figura 6 *Script* utilizado para a Transferências Capital usando a função *splinef()*.

Pode-se verificar que de 2002 a 2009, verifica-se muito bom ajuste das previsões à série histórica, apenas nos anos 2010 e 2011 o ajuste é pior devido a uma variação inesperada. No entanto, como a previsão apenas tem em conta os dois últimos anos, todos os restantes pontos, ainda que bem ajustados, são ignorados no cálculo do valor previsto.

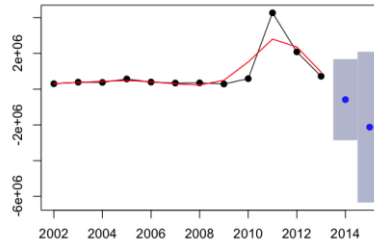


Figura 7 Gráfico relativo a Transferências Capital

No primeiro gráfico da tabela 3 a aplicação de modelo de alisamento exponencial, determinou uma previsão constante para os próximos 2 anos, no mas com intervalos de confiança distintos revelando que a previsão a dois anos tem mais incerteza do que a um ano.

Os modelos ARIMA, apresentados no segundo gráfico da tabela 3, mostraram que existe alguma semelhança no comportamento da previsão em relação à série histórica crescente ainda que desfasados de um ano. Neste sentido, como esperado, também as previsões têm carácter crescente.

O modelo de regressão, do terceiro gráfico da tabela, é dado sob a forma da expressão de uma reta. Claramente verifica-se uma tendência linear crescente, não tendo sido identificadas sazonalidades.

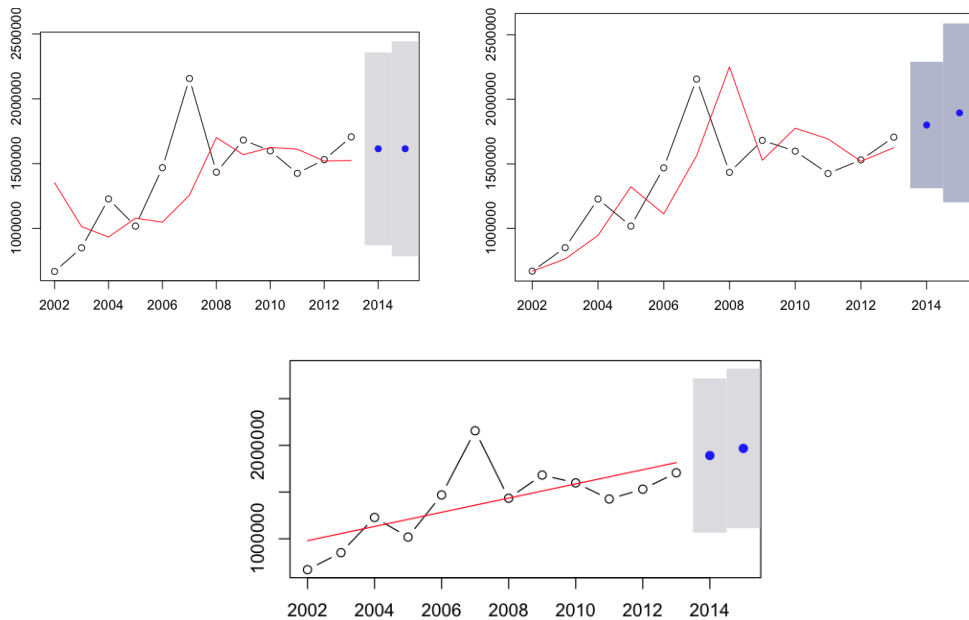


Tabela 3. Gráficos e avaliação do indicador impostos diretos

### 3.3. Discussão

Relativamente aos modelos de previsão aplicados, estes assentam sob valores anuais, pois pretende-se perceber qual o seu comportamento utilizando o conhecimento relativo às previsões para elaboração do plano e orçamento da autarquia.

A autarquia só possui dados para 12 anos. A identificação de sazonalidades implica a verificação da repetição de padrões nos dados em períodos constantes, dada a dimensão das séries disponíveis não é de estranhar que não seja possível identificar sazonalidades ou ciclicidades.

Para cada indicador foram aplicados os três métodos para construção de modelos de previsão indicados na Tabela 4: alisamento exponencial, decomposição clássica modelando a tendência com regressão linear e ARIMA, e foram calculados os respetivos erros de previsão segundo as medidas: raiz do erro quadrado médio (REQM) e o erro percentual médio (EPM).

A Tabela 4 contempla os erros para alguns indicadores, de acordo com o modelo de previsão aplicado. Os valores a negrito são os valores de erro mais próximos de zero. Para o caso de se verificarem duas medidas de erro que não são coerentes, fica a cargo do decisor, de acordo com o seu conhecimento de domínio, decidir sobre qual a previsão a utilizar.

Tabela 4. Medidas de Erro de modelos de previsão de dez indicadores (construção própria).

	ets()		tslm()		auto.arima()	
	REQM	EPM	REQM	EPM	REQM	EPM
Despesas de Capital	2 480 746	-151,7	2 126 959	<b>-16,18</b>	<b>1 823 987</b>	-27,57
Execução PPI	<b>13,61</b>	<b>-9,37</b>	355 911,7	-120,81	<b>13,61</b>	<b>-9,37</b>
Impostos Diretos	378 887,5	-4,04	<b>287 742,5</b>	-4,79	348 677,7	<b>-1,41</b>
Impostos Indiretos	378 887,5	<b>-4,04</b>	<b>61 297,95</b>	-63,18	62 308,07	-62,72
Impostos Totais	411 744,9	-7,10	<b>344 925,4</b>	-5,21	373 303,3	<b>-0,94</b>
Receitas Correntes	542 753,6	-3,15	<b>493 621,5</b>	-1,09	509 867	<b>0,26</b>
Taxas, Multas, ...	40 519,34	-14,32	46 391,1	-12,38	<b>38 075,88</b>	<b>-6,72</b>
Transferências Correntes	270 004,3	-192,26	<b>259 061,1</b>	<b>-157,17</b>	269 967,9	-190,34
Transferências Capital	8 413 426	-111,87	<b>969 969</b>	<b>-54,75</b>	1 123 014	-91,69
Receitas Capital	1 768 804	-37,50	<b>1 666 251</b>	<b>-21,20</b>	1 672 661	-21,52

Considerou-se também a utilização da função splinef() que, no entanto, se revelou pouco útil uma vez que as medidas de erro obtidas foram muito elevadas, o que se traduz num mau ajuste para o indicador. Por exemplo, para o indicador das Transferências Correntes, o valor obtido para REQM foi de 355 911,7. Para o indicador das Receitas Correntes, o valor obtido para REQM foi de 1 498 773 e para o EPM foi de -7,0. Por este motivo e por as previsões nestes modelos só usarem uma regressão linear entre os últimos dois valores, esta função não será incluída no SAD.

Em suma, de acordo com os valores de erro calculados, valores a negrito, relativamente aos indicadores, verifica-se que o modelo que melhor resultados teve, foi o modelo de decomposição clássica, função `tslm()`, um dos mais simples. No entanto, os restantes dois métodos não podem ser descartados uma vez que podem igualmente resultar em bons modelos para alguns indicadores.

#### 4. Conclusões

Numa organização, as decisões de gestão são baseadas em linhas orientadoras, fornecidas pelas áreas de atuação. Neste trabalho, faz-se um estudo para elaboração de um Sistema de Apoio à Decisão que forneça os indicadores que sirvam de suporte à execução de decisões de gestão no contexto de uma organização de poder local, a autarquia de Lagoa (S. Miguel, Açores).

No início deste texto é feita a revisão bibliográfica sobre os temas centrais necessários para a elaboração deste trabalho de projeto, os sistemas de apoio à decisão, os modelos de previsão, assim como alguns casos práticos. De seguida é feita a caracterização do sistema atual, procedimentos e fluxo de trabalho, através de diagramas em UML.

O sistema a construir é caracterizado com modelação também via UML, a criação da base de dados via MySQL, os algoritmos de recolha de dados, o desenvolvimento de *scripts* para o efeito em PHP, a aplicação de modelos previsão em R e finalmente a discussão de resultados. Para a previsão foram testados alguns modelos, o alisamento exponencial, a decomposição clássica com tendência linear, os modelos ARIMA, sendo que o critério de decisão para escolha do melhor modelo foi a medida de erro mais próxima de zero. As medidas de erro utilizadas foram a raiz do erro quadrado médio e o erro percentual médio. Dos modelos aplicados, o que apresentou, na maioria dos indicadores, o erro mais próximo de zero foi o de decomposição clássica com tendência linear (função `tslm()`), como se pode verificar nos resultados apresentados na Tabela 4.

Foi também utilizado o modelo de polinómio de grau 3, a função `splinef()` [Hyndman, 2002], mas que se mostrou inadequado por os erros apresentados serem elevados em comparação com os restantes modelos revelando por isso, um mau ajustamento. O motivo provável para o mau desempenho destes modelos deve-se ao facto de a previsão ter apenas em conta os dois últimos anos, sendo todos os restantes pontos, ainda que bem ajustados, ignorados. Assim, estes modelos podem ser úteis para modelar séries com sazonalidades, usando métodos de decomposição clássica, mas são pouco úteis para modelar séries apenas com tendência.

Já foram implementadas algumas partes do sistema, tais como a base de dados anteriormente desenhada, os algoritmos de recolha de dados e armazenamento destes, tendo permitido o estudo relativo aos modelos de previsão, com os valores existentes. Assim, com este SAD as decisões serão tomadas considerando a evolução dos indicadores, sendo uma mais-valia para a gestão da autarquia. É importante reconhecer que um sistema como

este SAD nunca está terminado, sendo necessário um constante acompanhamento e atualização.

Sob uma perspectiva de trabalho futuro para este SAD, deverão ser definidos níveis de utilizadores, bem como o desenvolvimento de uma versão da aplicação adequada a dispositivos móveis. Paralelamente, ao longo do tempo, com a recolha de mais valores, poderão ser melhorados os modelos de previsão, ou numa perspectiva de evolução, serem aplicados modelos mais sofisticados, como por exemplo, os baseados em redes neuronais como os usados por [Cortes, 2005].

### **Agradecimentos**

Este artigo não teria sido possível sem a ajuda das pessoas que nos disponibilizaram os meios, os dados e o apoio. Deste modo, salientamos os apoios do Presidente da Câmara Municipal de Lagoa, Eng. João Ponte, e da Chefe de Divisão de Administração Geral, Dr.<sup>a</sup> Clara Ganhão e demais colegas do primeiro autor, pela paciência e disponibilidade demonstrados no pronto esclarecimento de todas as questões.

### **Referências**

- Armstrong, J. (2001), Principles of forecasting, Kluwer Academic Publishers, 2001.
- Burstein, F. e Holsapple, C. (2008) Handbook on Decision Support Systems, Springer.
- Cortes, B. (2005) Sistemas de Suporte à Decisão, FCA.
- Cranage, D. (2003) “Practical time series forecasting for the hospitality manager”, International Journal of Contemporary Hospitality Management.
- Eom, A. e Kim, E. (2006) A survey of decision support system applications, Journal of the Operational Research Society.
- Forst, F. (1992) Forecasting restaurant sales using multiple regression and Box-Jenkins analysis, International Journal of Applied Business Research.
- Hyndman, R. (2014) forecast: Forecasting functions for time series and linear models, Repositório CRAN.
- Hyndman, R., Khandakar, Y. (2008) Automatic Time Series Forecasting: The forecast Package for R, Journal of Statistical Software, Monash University.
- Hyndman, R., Maxwell, L., Pitrun, I., Billah, B. (2002) Local linear forecasts using cubic smoothing splines, University of Australia – Department of Economics.
- Lopes, F., Morais, M. e Carvalho A. (2009) Desenvolvimento de Sistemas de informação, FCA.
- Mendes, A. B; Themido, I. H. (2004) Multi-outlet retail site location assessment, International Transactions in Operational Research 11, 1: 1 - 18.

Mendes, A., Alfaro, P. e Ferreira, A. (2008) Business Intelligence no suporte a decisão sobre comunicações: descrição de um caso, Revista de Ciências da computação.

Power, D. J. (2002) Decision Support Systems: Concepts and Resources for Managers, Westport, CT: Greenwood/Quorum.

Ramos, P. (2012) Desenhar Bases de dados com UML, Edições Sílabo.

Riad, A., El-Bakry, H., El-Adl, G. (2010) A Novell DSS Framework for E-government, International Journal of Computer Science Issues.

Sanders, N. e Ritzman, L. (2004) Integrating judgmental and quantitative forecasts: methodologies for pooling marketing and operations information, Journal of Operations & Production Management.

Teixeira, C. e Santos, M. (2006) Descoberta de conhecimento em bases de dados como suporte a atividades de business intelligences – Aplicação na área da distribuição de água, Instituto Politécnico do Cavado e Ave – Departamento de sistemas da Universidade do Minho.

Valacich, J. e Schneider, C. (2013) Information Systems Today, Prentice Hall.



Hugo Tavares Rego é especialista de Informática na Câmara Municipal de Lagoa (Açores), tendo sido até 2008 programador na GlobalEda, Ponta Delgada. Tem Licenciatura em Ciência e Tecnologia da Computação pela Universidade dos Açores tendo realizado a Pós-Graduação em Tecnologias Web na Universidade dos Açores, no âmbito da qual realizou o atual projeto.



Armando B. Mendes é Professor Auxiliar na Universidade dos Açores. Concluiu o doutoramento em Engenharia de Sistemas pela Universidade Técnica de Lisboa em 2005. Atua nas áreas de Engenharia de Sistemas e Investigação Operacional, com aplicações nas seguintes áreas: Análise de Dados, Estatística, Sistemas de Apoio à Decisão e *Data Mining*. Foi editor ou autor de 3 livros publicados tendo participado em outros 24 com capítulos e outras contribuições. Tem 7 artigos publicados em revistas com arbitragem científica e 38 trabalhos publicados em eventos igualmente com arbitragem, além de cerca de duas dezenas de artigos de divulgação científica.



É Professora Auxiliar na Universidade dos Açores (UAc), Ponta Delgada, Portugal. Tem o doutoramento em Informática (2004) pela UAc, o mestrado em Informática (1997) pela FCUL e a licenciatura em Matemática/Informática (1992) pela UAc. É investigadora do centro Algoritmi da Universidade do Minho. É diretora e cofundadora da recém-criada unidade de I&D em e-saúde da UAc. Participou na organização de cerca de 12 eventos científicos e na edição de 6 publicações, tendo publicado mais de 20 trabalhos em livros, revistas e atas de conferências. É membro da comissão instaladora da Escola Superior de Tecnologias da UAc e diretora do CTESP em Desenvolvimento de Aplicações Web.